



접힌 우산 유무 이진 분류를 위한 CNN 모델 개발

20211402 김민욱

20211413 김한솔

20212914 최영서

목차

프로젝트 개요 및 축소 계기

문제 정의 및 목표

데이터 수집 및 구성

CNN 모델 개선을 위한 단계별 실험과 최적화 과정

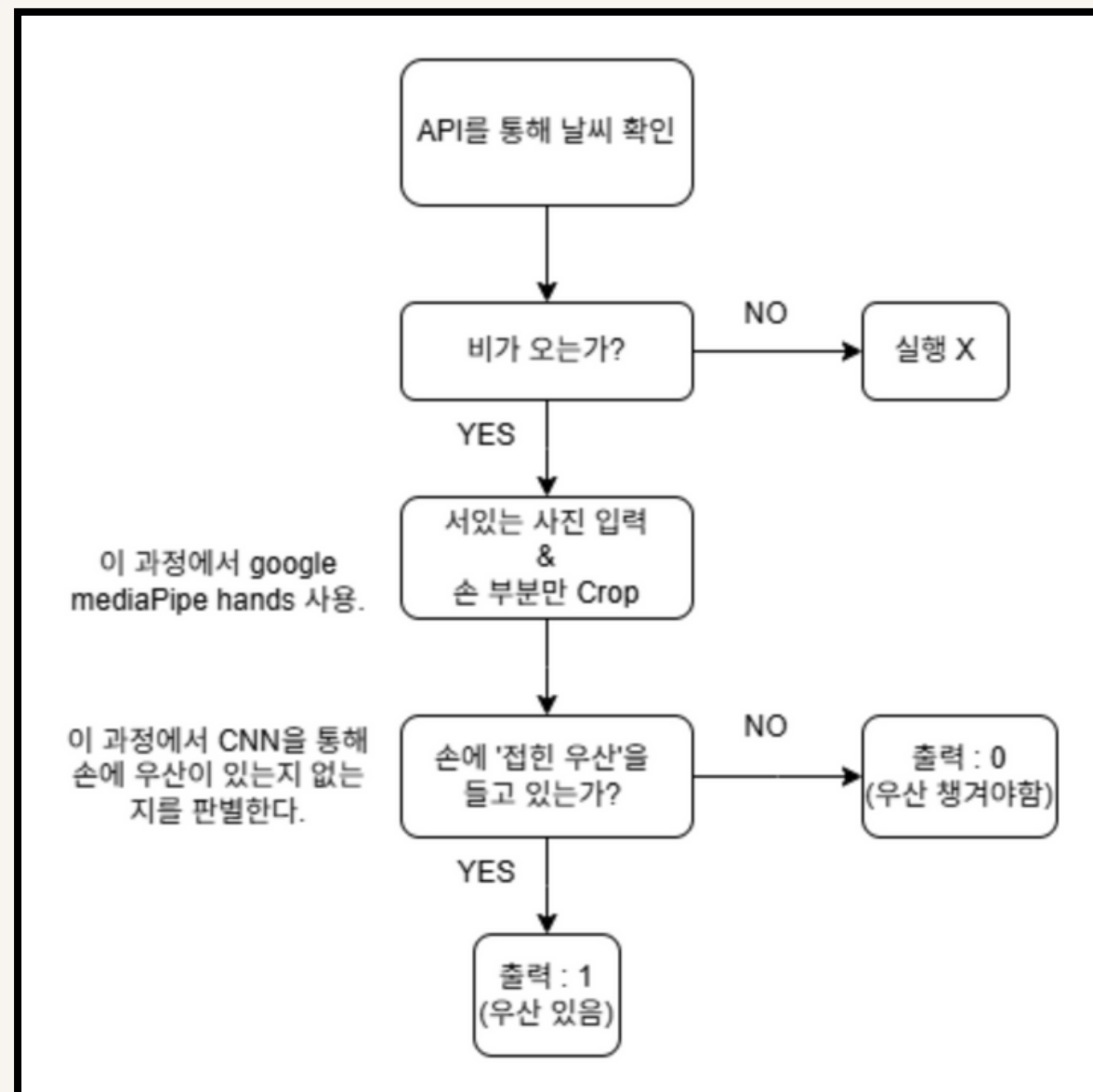
결론 및 향후 방향

팀원 역할 분담

프로젝트 개요 및 축소 계기

기존의 시스템 설계 의도와 구조

변경 전



1. 초기 시스템 구성

처음에는, API를 이용하여 날씨를 입력 받았습니다. 그리고 MEdiapipe Hands로 손을 감지하고 crop한 이미지를 fine-tuning 한 ResNet 에 입력하여 최종적으로 ‘비가 오는 날 , 사람이 손에 접힌 우산을 들고 있는 지 판별’하는 시스템을 설계했습니다.

이 구조는 데이터 증강, CROSS VALIDATION등 다양한 기법과 함께 구성되었습니다.

2. 반복된 문제 발생

그러나 실험 과정에서 손 자체가 잘 잡히지 않는 문제가 반복적으로 발생했습니다. 따라서 이미지 분류 정확도에 지속적인 방해 요소가 되었습니다.

3. 최종 결정: 단일 CNN 기반 모델로 축소

여러 개선 시도에도 불구하고 성능 향상에 한계가 있었기 때문에, 사람 이미지와 관계 없이 이미지 하나를 입력으로 받아 ‘(접힌)우산 있음 / 없음’을 분류하는 CNN 모델 개발에 집중하기로 결정했습니다.

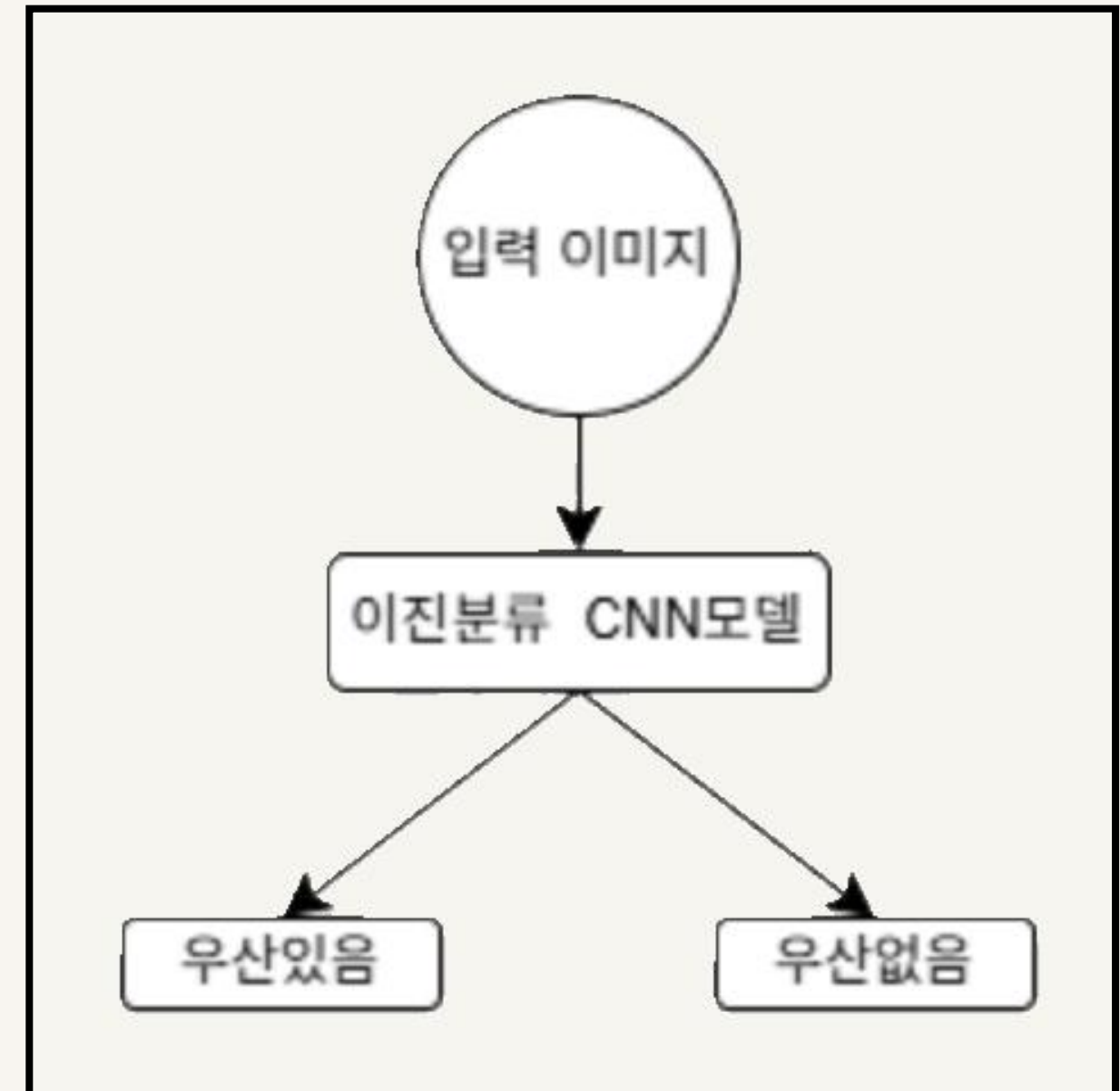
👉 이로써 본 프로젝트는 “**접힌 우산 유무 이진 분류 CNN 모델 개발**”을 최종 목표로 삼아 진행하게 되었습니다.

문제 정의 및 목표

-문제 정의
이미지 한 장만으로 '접힌 우산'의 유무를 자동 분류하는 문제를 다룹니다.

-최종 목표
입력 이미지 전체를 그대로 활용하여,
CNN 기반의 이진 분류 모델을 통해 (접힌)'우산 있음 / 없음'을
정확하게 판별하는 모델을 구축하는 것이 목표입니다.

변경 후



데이터 수집 및 구성

데이터 개요

- (접힌)우산 있음 / 없음 두 클래스를 대상으로 한 이진 분류용 이미지 데이터셋
- 다양한 상황, 배경, 조명 조건의 이미지를 포함

최종 데이터 규모

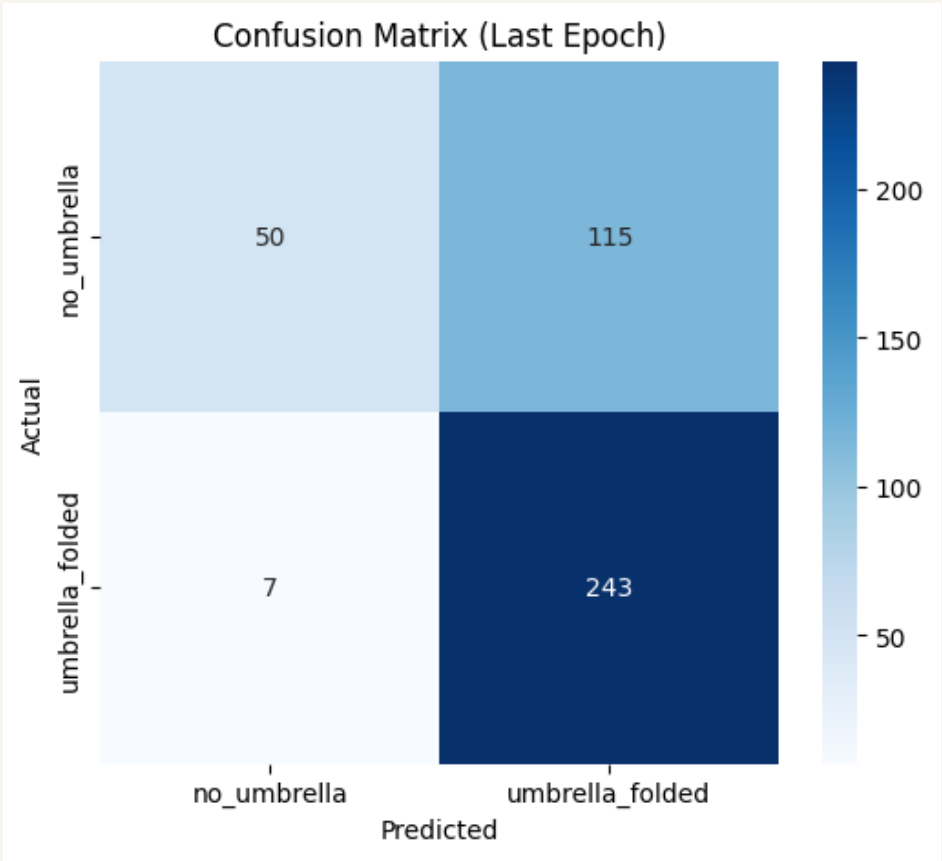
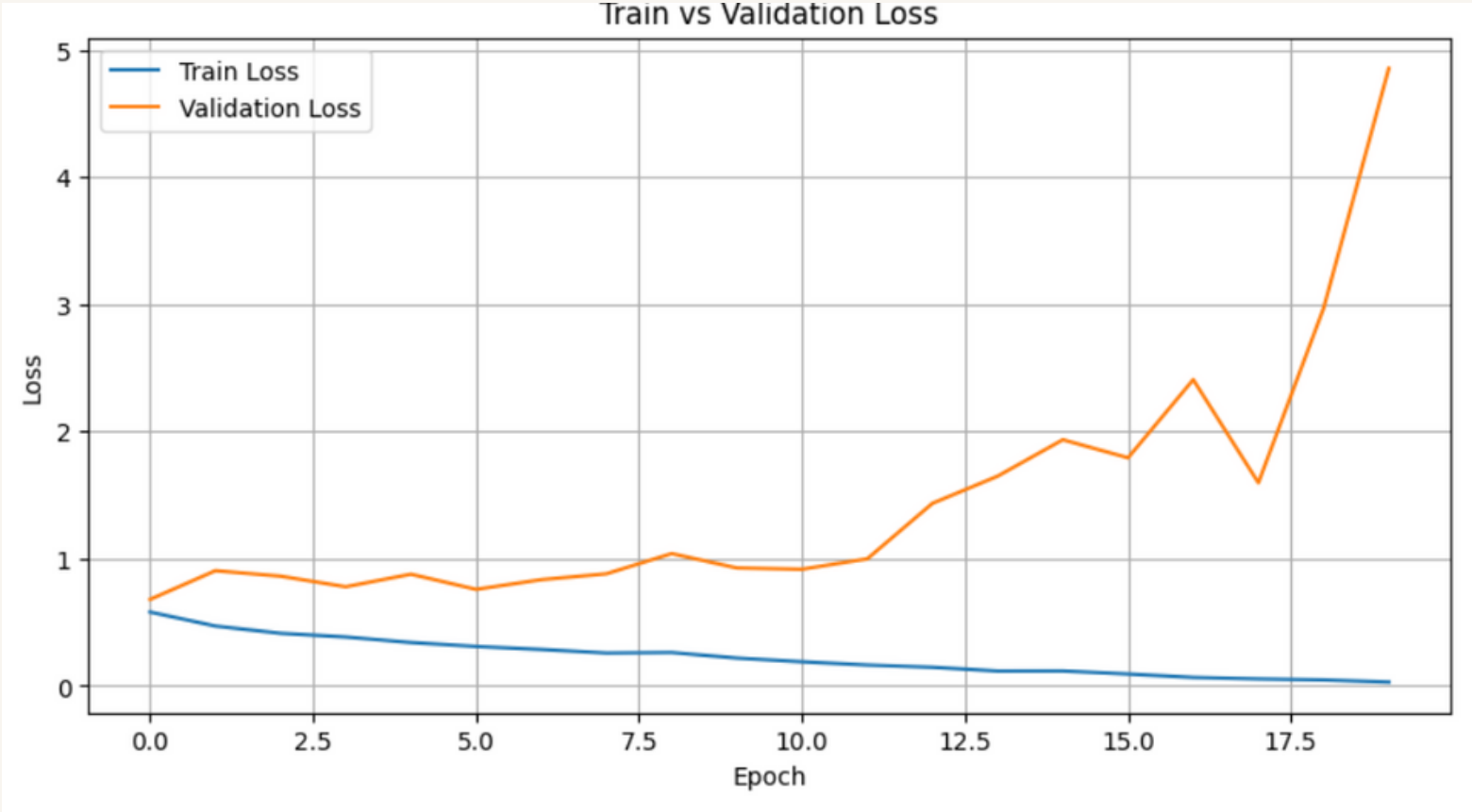
- 총 수집 이미지 수: 약 1,900장
+ 검증데이터 600장
- 직접 스크린샷으로 확보하고, 수작업으로 라벨링 진행
- 학습 / 검증 / 테스트 셋으로 분할 구성

데이터 증강 기법

- RANDOM HORIZONTAL FLIP
 - Random Rotation
 - Color Jitter
- 데이터 부족 문제 개선 목적

CNN 모델 개선을 위한 단계별 실험과 최적화 과정

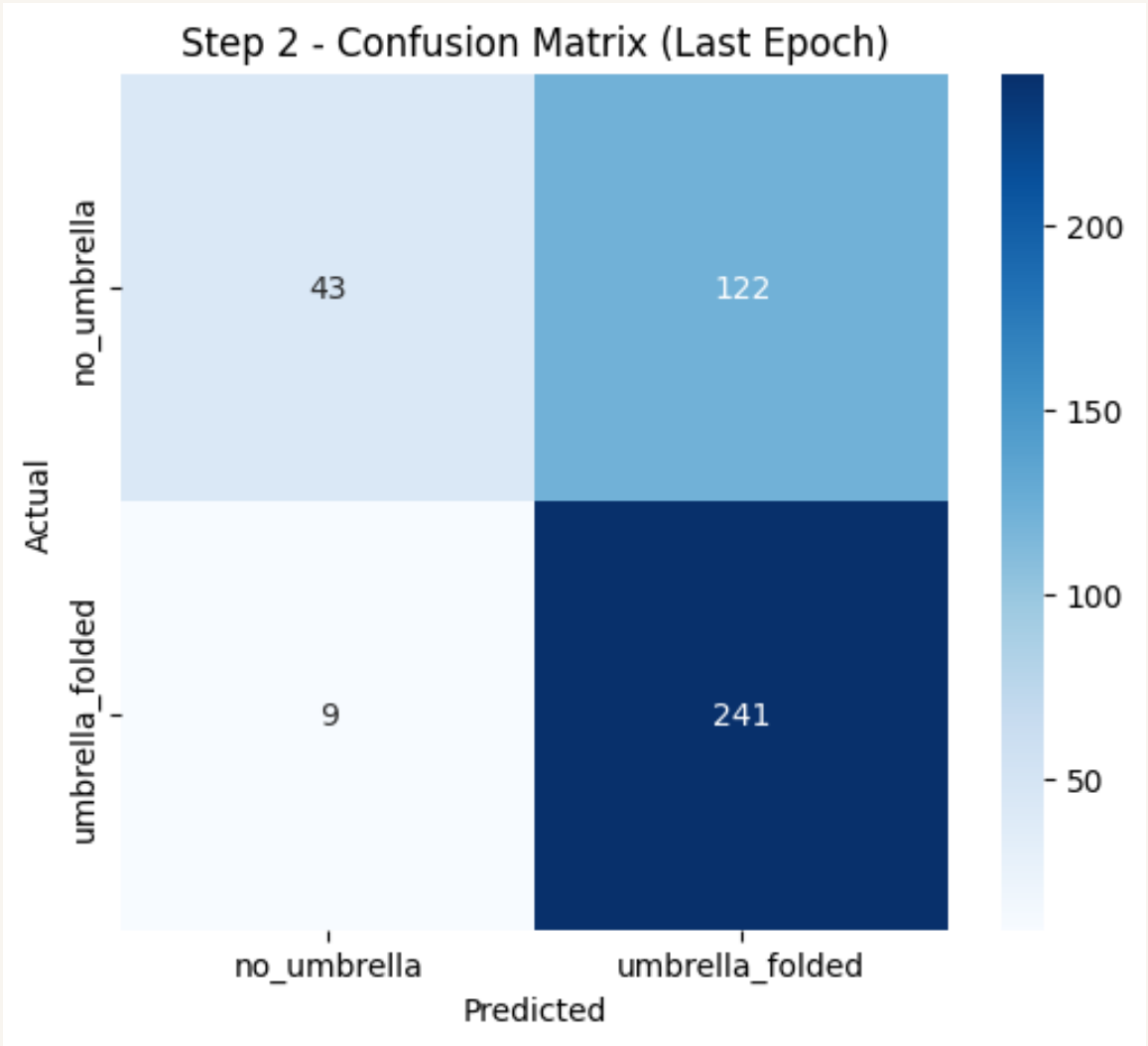
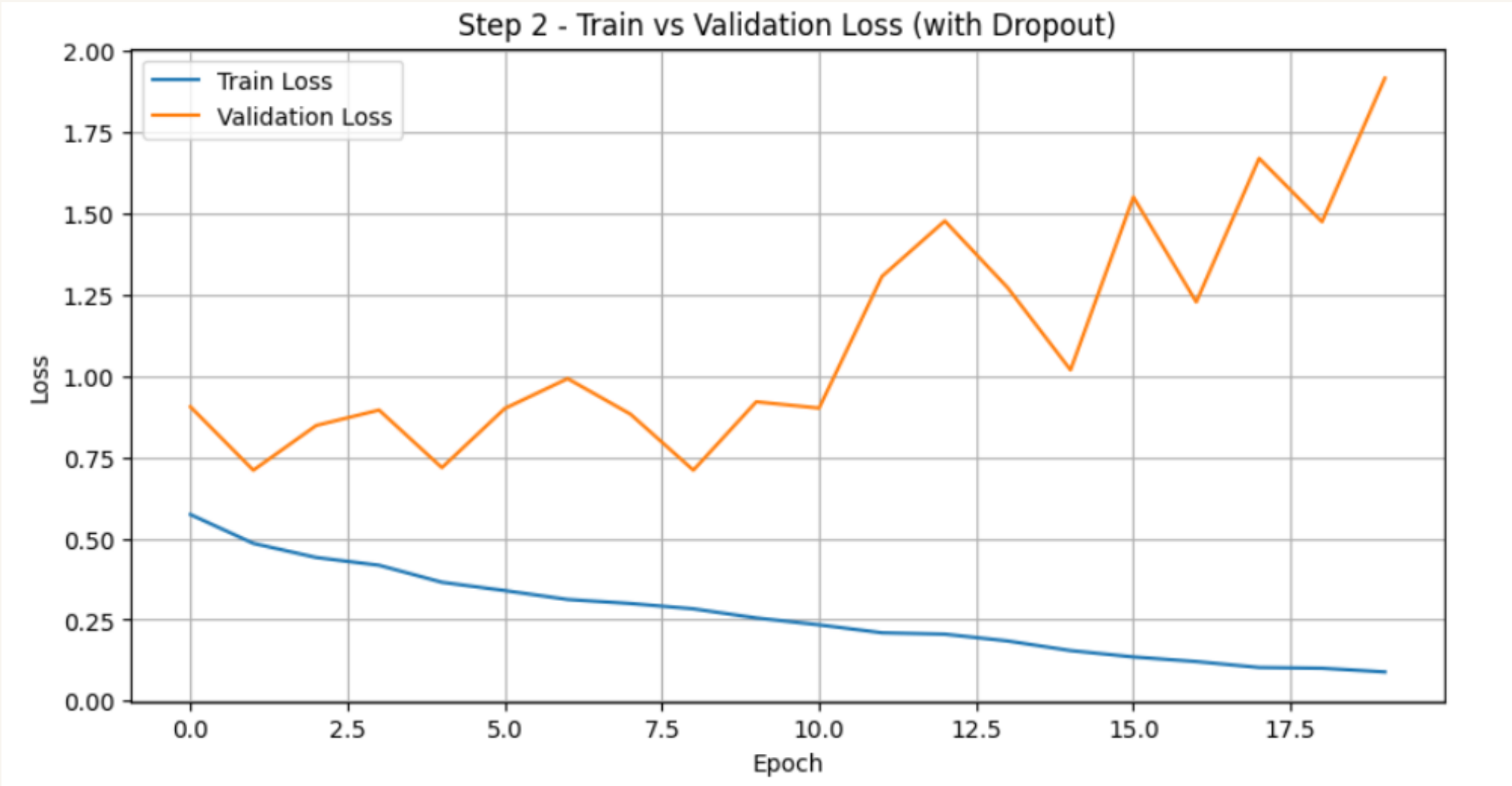
단계	목적	설명	F1 SCORE
1. 기본 CNN (Baseline) 설정 및 성능 확인 (1459장)	초기 성능 측정 및 한계 파악	- 과적합 발생	0.7993 (415장) F1 Score는 높았으나, Recall 값이 지나치게 높고 Precision이 낮아 많은 1종 오류가 발생했다.



본 프로젝트에서는 PRECISION과 RECALL 모두를 균형 있게 고려한 전반적인 성능 평가가 중요하다고 판단하여 F1 score를 주요 평가 지표로 설정하였습니다.

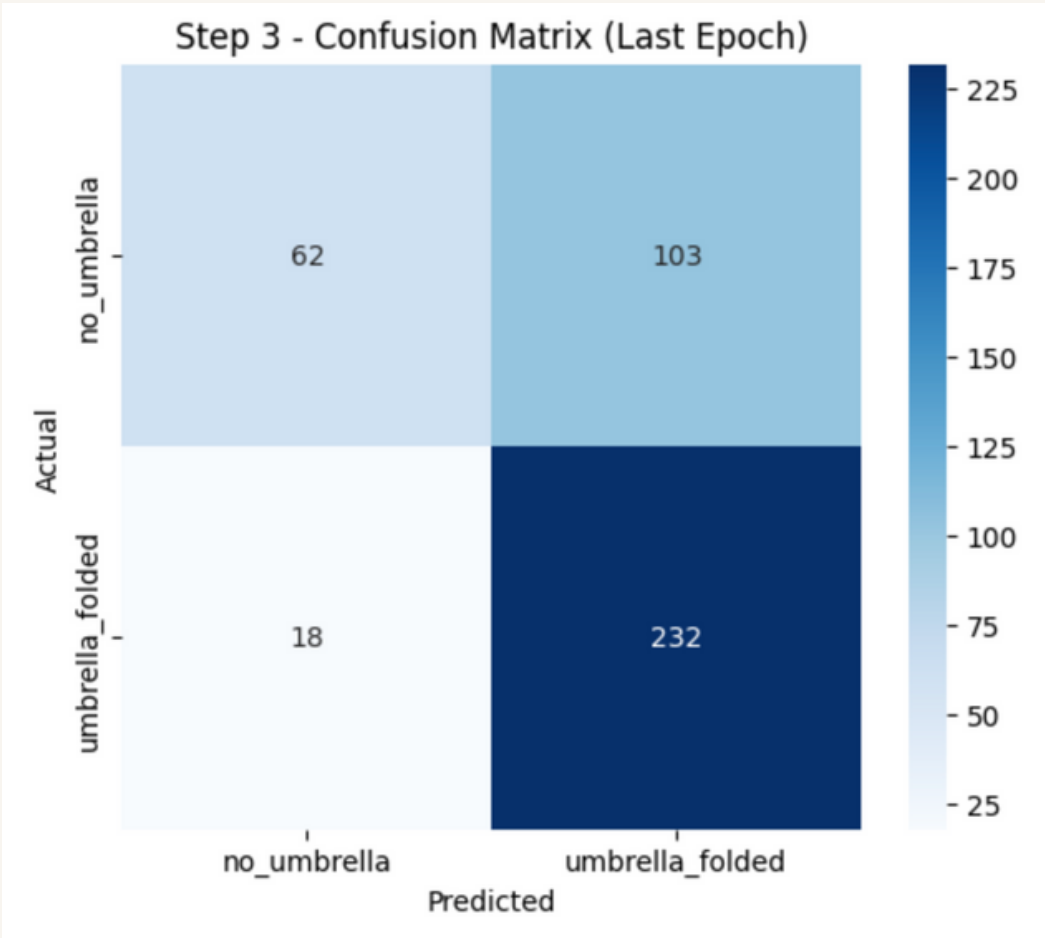
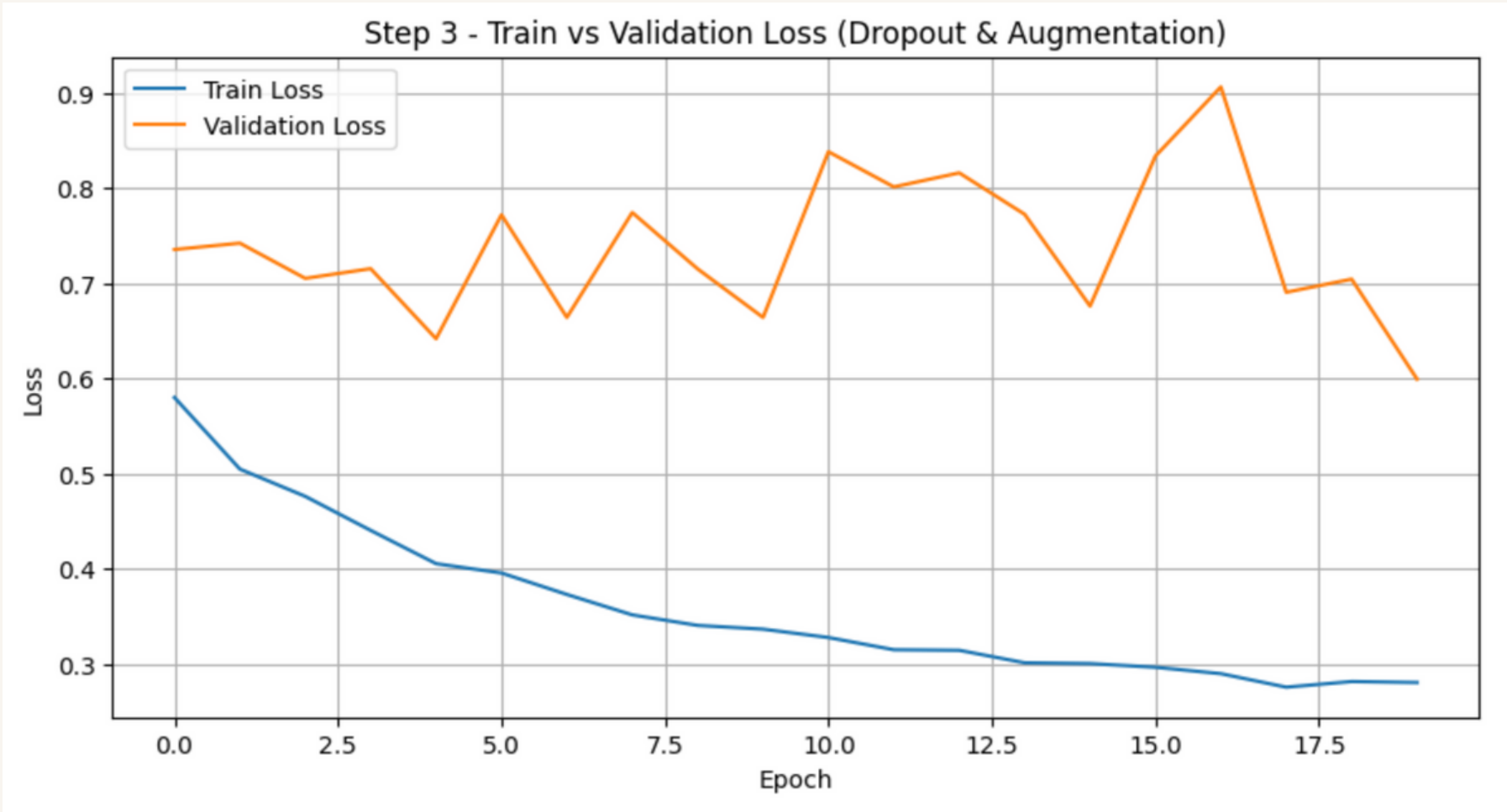
CNN 모델 개선을 위한 단계별 실험과 최적화 과정

단계	목적	설명	F1 SCORE
2. dropout 0.5 적용	드롭아웃이 과적합을 억제하고 일반화 성능을 개선하는지 확인.	- Validation Loss 감소폭 증가, 그러나 성능 향상은 제한적. (데이터 부족 문제로 인해 1번 상황보다 악화됨)	0.7459 과적합이 감소하여, Accuracy와 Precision이 일부 상승했으나 F1 Score의 실질적인 개선은 크지 않았다.



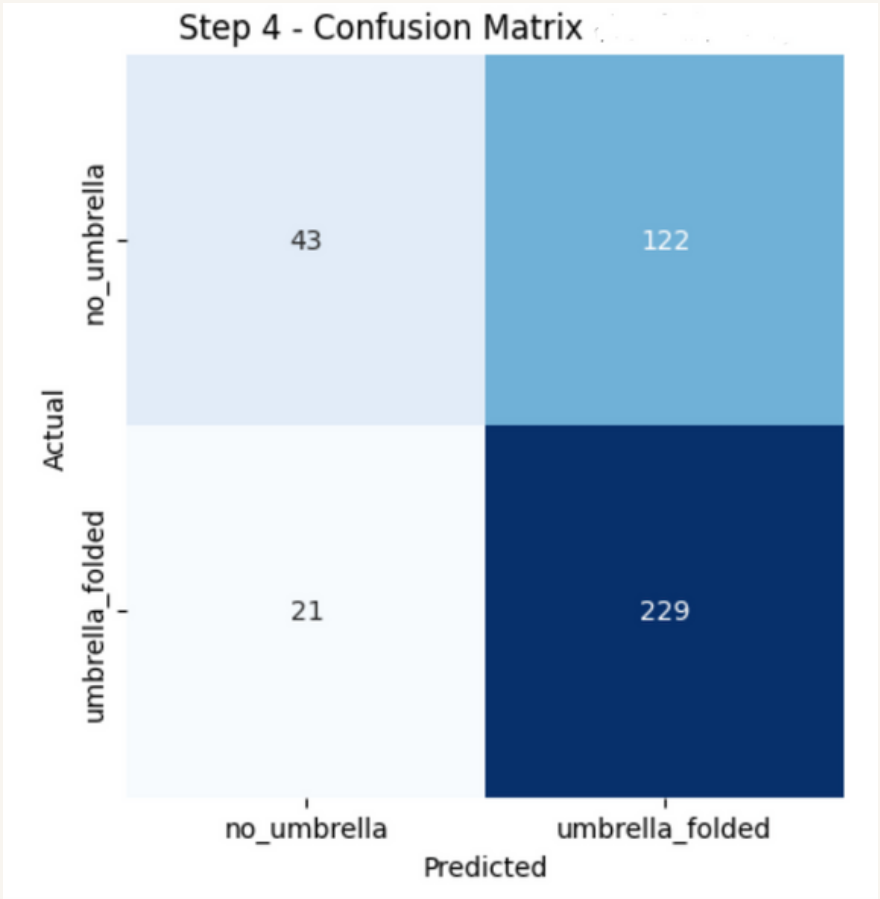
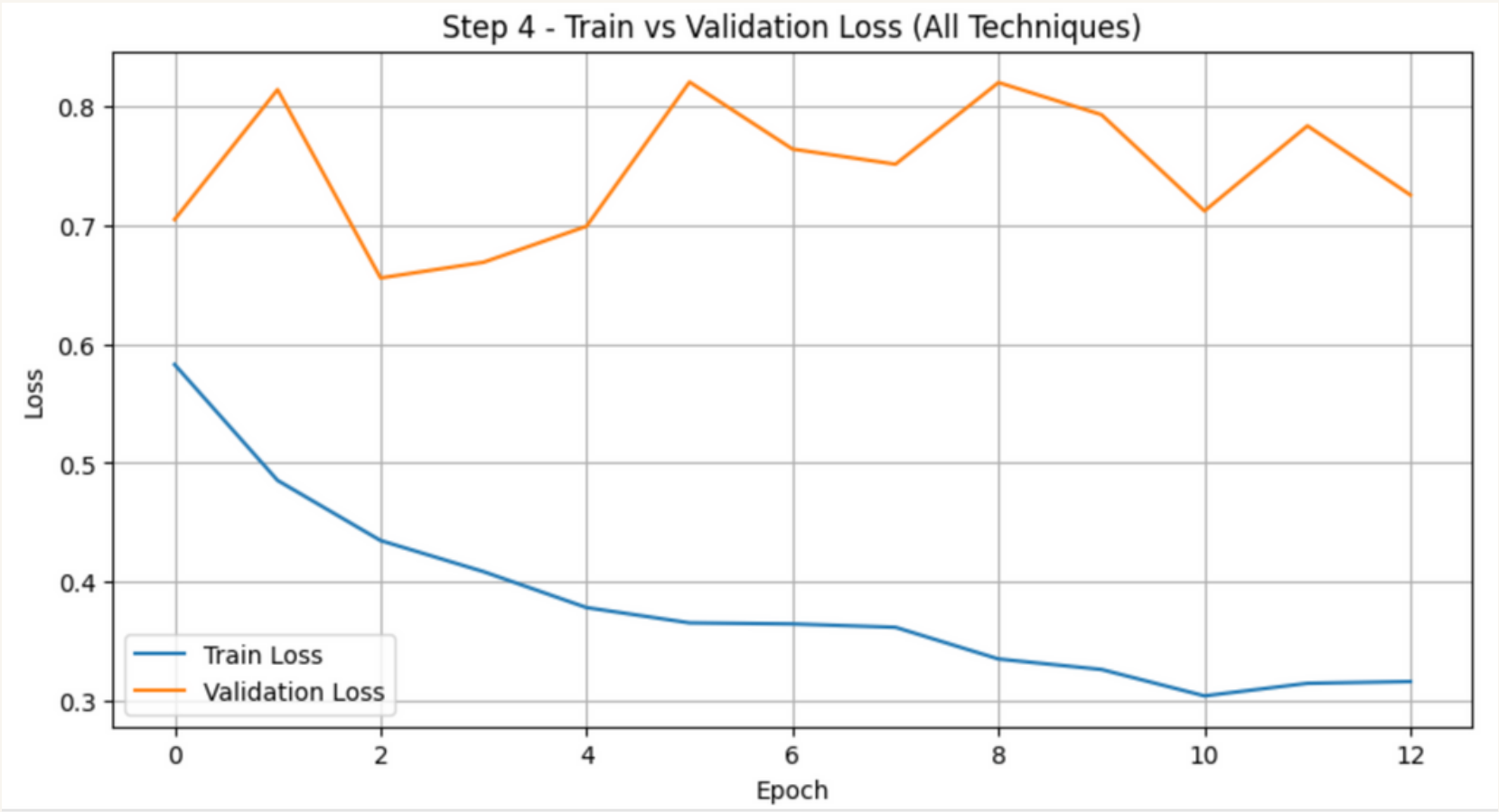
CNN 모델 개선을 위한 단계별 실험과 최적화 과정

단계	목적	설명	F1 SCORE
3. Data augmentation (증강 기법)	데이터 다양성 확보 및 일반화 성능 개선	<ul style="list-style-type: none">- 좌우반전, 회전, 밝기 변화 등으로 다양한 환경 재현- 모델이 다양한 우산 위치 및 조명에서도 잘 예측하도록 유도- FP(우산 없는데 있다고 예측) 감소, Precision 향상 → 과적합 억제 효과	0.7932 Data Augmentation을 통해 데이터 다양성을 증가시켜 성능 향상을 이루었다. F1 Score가 0.7932까지 상승하여 모델의 일반화 성능이 상당히 개선된 것으로 나타났다.



CNN 모델 개선을 위한 단계별 실험과 최적화 과정

단계	목적	설명	F1 SCORE
4.Learning Rate Scheduler + Early Stopping	조기 종료와 학습률 스케줄링은 과적합을 방지하고 학습 과정을 최적화하여 모델의 최종 일반화 성능을 높인다.	<ul style="list-style-type: none">- Loss 개선이 멈추면 자동으로 학습률 줄이고 성능 정체 시 조기 종료- 과적합 방지 + 학습 시간 절감	0.7621 학습 초반부터 train/validation 간 차이가 벌어지는 과적합 양상이 관측됨에 따라 Early Stopping과 학습률 스케줄러를 통해 이를 조기에 방지하였다. 그러나 최종 성능은 3단계보다 약 0.03 하락 했다.

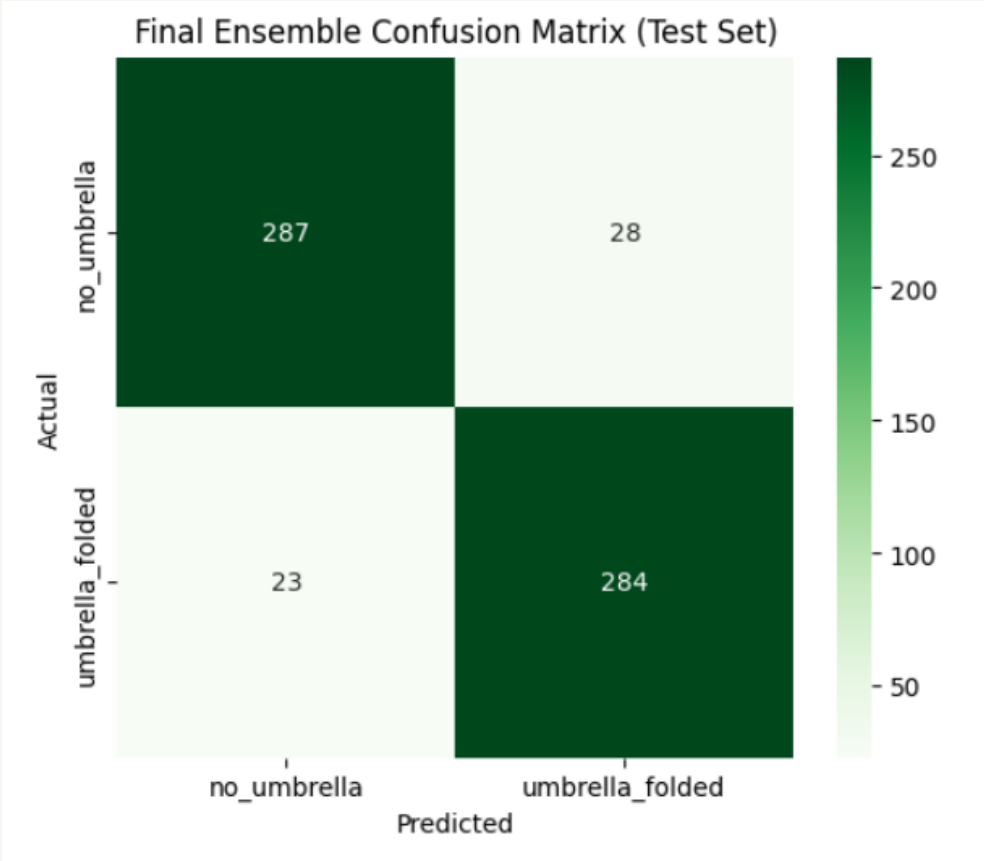


CNN 모델 개선을 위한 단계별 실험과 최적화 과정

단계	목적	설명	F1 SCORE
5. K-Fold Cross Validation + soft voting 앙상블	<p>데이터 분할 편향을 줄여 성능을 신뢰성 있게 평가하고, 일반화 능력 측정 및 앙상블용 모델 확보를 위해 K-Fold 사용.</p> <p>모델별 예측 확률을 평균내어, 더 정교하고 안정적인 최종 예측을 위해 soft voting 사용.</p>	<p>K-Fold Cross Validation 결과, 평균 F1 Score 약 0.90(± 0.019)</p> <p>이를 앙상블하여 F1 Score 약 0.953을 달성.</p> <p>위 결과는 K-Fold 학습/검증에 사용된 전체 데이터로 평가되어, 모델의 실제 일반화 성능 확인을 위해선 별도 테스트 세트 검증이 필요하다.</p>	<p>Cross validation Mean F1 : 0.8971</p> <p>Ensemble results F1 : 0.9532</p>
6. 새로운 데이터셋으로 추가 검증	<p>모델이 새로운 데이터에서도 일관된 성능을 내는지 확인하기 위해 새로운 데이터셋을 이용해 추가 검증.</p>	<p>기존 모델을 아예 보지 못한 새로운 이미지 600장으로 테스트하여 일반화 능력 검증.</p>	<p>Test F1 Score : 0.7708</p>

CNN 모델 개선을 위한 단계별 실험과 최적화 과정

단계	목적	설명	F1 SCORE
7. ResNet 도입 및 파인튜닝	모델의 정확도 향상, 기존 Custom CNN의 한계 극복, 일반화 갭을 줄이기 위해 직접 튜닝한 CNN대신 강력한 특징 추출 능력을 가진 ResNet 을 파인튜닝 함	Custom CNN 대신, ResNet 파인튜닝 및 앙상블을 적용. F1 Score가 약 0.77에서 약 0.92로 크게 향상. Pretrain된 ResNet 덕분에, 모델의 일반화 성능과 전반적인 예측 정확도가 크게 개선되었다.	새로운 데이터셋 600장 Accuracy: 0.9180 Precision: 0.9103 Recall: 0.9251 F1 Score: 0.9176 (앞의 흐름과 같이 데이터가 추 가된다면 더욱 개선될 것으로 기 대)



최종 일반화 성능(F1 Score) : 0.9176

결론 및 확장 가능성

결론

저희는 이미지 내 접힌 우산의 유무를 판단하는 이진 분류 모델을 처음부터 설계하고 구축하였습니다. 기존 단순 CNN 구조로 출발하였으나 테스트 데이터에서 성능이 떨어졌고(F1 Score 0.7708), 이를 극복하기 위해 ResNet 구조를 도입하고 기존 기법들을 재적용한 결과, F1 Score 0.9176까지 성능을 향상시킬 수 있었습니다. 결국, 본 프로젝트는 기술적 한계를 인식하고 구조를 개선하여 실질적인 성능 향상을 이끈 과정이었습니다.

실용성

본 모델은 단순한 과제 수행을 넘어서, 다양한 인프라 환경에서 실질적으로 활용 가능한 기술입니다.

- 지하철역, 버스정류장 등의 공공장소 CCTV에 적용
 - 비 오는 날 우산을 들고 있는 사람의 수를 실시간으로 파악
 - 특정 지역에 우산 대여소 설치 수요 예측 가능
- 학교/회사 입구에 설치하여
 - 비 오는 날 우산 미소지자에게 알림 또는 우산 대여 서비스 제공
- 날씨 데이터와 결합한 스마트 시티 구축 요소로 활용 가능
 - 행동 예측 기반 공공 서비스의 기초 데이터로 응용 가능

역할 분담 및 프로젝트 진행 사진



김민욱

- CNN 모델 파인튜닝
- 데이터 수집(20%)

김한솔

- 데이터 수집 (50%)
- 전체적인 정리 및 서포트

최영서

- 데이터 수집 (30%)
- PPT 제작 및 발표

감사합니다